图书情报工作
第66卷 第10期 2022年5月

技术预测研究现状、趋势及未来思考:数据分析视角*

■ 张硕[1]　汪雪锋[1]　乔亚丽[1]　刘玉琴[2]
[1] 北京理工大学管理与经济学院　北京 100081　[2] 北京印刷学院新闻出版学院　北京 102600

摘　要:[目的/意义]基于数据分析视角,从研究数据以及研究方法的变迁出发,对技术预测研究做出系统性分析。[方法/过程]为厘清发展脉络,本研究将基于数据分析的技术预测研究划分为萌芽阶段(1981 - 1991 年)、成长阶段(1992 - 2010 年)、扩张阶段(2011 - 2017 年)和瓶颈阶段(2018 年至今),通过综合运用文献计量法和知识图谱分析工具,对不同阶段的研究前沿进行深入分析。[结果/结论]研究表明,技术预测一直朝着多层次、系统化的方向发展,但尚未完成"技术可能如何发展"到复杂环境下"技术应该如何发展"的跨越,而搭建科学数据共享平台,构建智能化分析软件以及发挥政府的宏观调控作用将是未来关注的焦点。

关键词:技术预测　数据分析　文献计量学　研究前沿　ITGInsight
分类号:F204　G250
DOI:10.13266/j.issn.0252 - 3116.2022.10.001

1　引言

当今世界,科技发展日新月异,科技水平已成为衡量各国综合国力的主要指标。如何制定合理、有效的科技发展战略,超前部署和发展前沿技术以及战略产业成为各国政府面临的首要问题[1]。2016 年 8 月,国务院印发《"十三五"国家科技创新规划》(国发〔2016〕43 号),明确了"十三五"时期科技创新的总体思路和发展目标,即聚焦国家战略和经济社会发展重大需求,明确主攻方向和突破口;加强关键核心共性技术研发和转化应用[2]。2021 年 3 月,《中华人民共和国国民经济和社会发展第十四个五年规划和 2035 年远景目标纲要》(简称"十四五"规划)再次指出,把科技自立自强作为国家发展的战略支撑,整合优化科技资源配置,尤其要从国家迫切需要和长远需求出发,集中优势资源攻关关键核心技术[3]。与此同时,美国、日本、德国等国家也积极开展技术预测和关键技术选择等前瞻性研究,以期把握未来科技发展趋势,构建符合未来发展的国家创新体系[4]。各国的现实需求,既体现了开展技术预测研究的必要性,又为技术预测研究工作的进一步发展提供了广阔空间。

然而,随着科学技术的迅猛发展,技术预测活动也面临着空前挑战,如何有效地使用大量的信息,并提高技术预测的科学性以及系统性,成为亟待解决的问题。传统的技术预测主要依靠专家智慧,因此不但具有极大的领域局限性,技术预测结果也无法实现实时更新。在此背景下,数据分析技术的出现为技术预测研究带来了新的机遇,并逐渐获得各国政府、学术界的高度重视。基于数据分析的技术预测研究主要强调借助数理统计以及计算机科学等技术从海量多源异构数据中提取、挖掘和揭示有价值的技术信息、模式以及发展规律[5-7]。相较于传统的技术预测方法,该类技术预测一方面可以协助研究人员最大限度地利用已有数据,满足对目标技术进行多维度分析的需求[8-9];另一方面,自然语言处理、文本挖掘、机器学习、深度学习等新兴方法的出现,可以协助研究人员将领域知识纳入考量,在一定程度上避免了领域局限性的干扰,扩大了研究方法的领域适用性。

随着技术预测研究的不断发展,国内外研究人员针对技术预测相关研究也进行了系统性的回顾与总结。国外方面,J. P. Martino[10]对技术预测方法进行了描述,以期帮助研究人员在面对不同的现实需求时选择更为恰当的研究工具。A. L. Porter 等[11]认为技术未来分析包含了技术评估、技术预见、技术情报等在内的一系列概念,因而他们对这些研究中所涉及的研究方法进行了总结与对比,用以推进技术未来分析新

* 本文系国家自然科学基金项目"生物医学领域潜在颠覆性技术识别方法研究"(项目编号:72074020)研究成果之一。
作者简介:张硕,博士研究生;汪雪锋,教授,博士,通信作者,E-mail:wxf5122@bit.edu.cn;乔亚丽,博士研究生;刘玉琴,高级工程师,博士。
收稿日期:2021 - 11 - 19　修回日期:2022 - 01 - 16　本文起止页码:4 - 18　本文责任编辑:王传清

方法的产生。T. A. Tran 和 T. Daim[12] 回顾了应用于公共、商业和非政府领域的技术评估方法和工具。C. Lee[7] 对数据分析技术在技术预测活动中的应用进行了归纳,回答了将数据分析技术应用在技术预测活动中涉及的研究问题、研究数据、研究方法以及优缺点在内的 4 个问题。国内方面,周源等[13] 针对技术预测中的定量方法作出了系统、客观的综述性分析,并对定量预测方法与技术预测研究问题及其演进趋势进行了归纳。李牧南[14] 对国内外技术预见的研究热点及其演进模式进行了深入分析,并探讨了技术预见在未来的研究方向。汪雪锋等[15] 首先对技术预测的概念进行辨析,进而梳理了国内外技术预测的发展历程,提出对技术预测的未来研究展望。罗威等[9] 从数据、流程和系统 3 种视角对数据驱动的技术预测研究进行梳理,得出开展数据驱动的技术预测需要关注的六大关键技术问题。袁立科等[4] 在回顾中国 6 次大规模国家技术预测的基础上,从国家创新体系、技术预测工作机制、技术预测体系和方法等不同视角出发,分析了中国逐步形成的多层次技术预测体系以及技术预测流程机制。

综上所述,尽管国内外学者围绕技术预测的概念辨析、研究方法、研究热点等已经进行了大量梳理与评述,然而在历经多次理论与实践的变迁后,技术预测的内涵与外延也在不断发展,因此亟需融入一个全新的视角去准确地刻画技术预测的代际差异。2014 年,A. D. Andersen 等[16] 就指出预测活动正在经历一个“系统转向”的过程,在技术创新理论和实践方面需要依赖更为多源的数据以及更加系统的方法,来支持相关人员理解这复杂背景下的逻辑关系[4, 8, 15],而其中最为重要的就是数据分析技术在技术预测活动中的应用[7]。基于此,本研究在对基于数据分析的技术预测研究进行阶段划分的基础上,通过综合运用文献计量法和知识图谱分析工具,对不同阶段下的研究前沿进行深入探析,并着重关注其中研究数据以及研究方法的变迁。进一步,通过对比和分析不同阶段下研究结果的差异,探讨技术预测在未来潜在的发展方向。

2 数据来源与研究方法

20 世纪 90 年代后期,技术预测的内涵与外延不断发展,其相关概念包括技术情报、技术规划、技术评估、技术预见、技术机会分析、技术监测、技术未来分析等[17-19](本研究认为,技术预测并不等同于技术预见,关于二者的辨析请参看团队之前的研究工作[15])。考虑到这些概念之间存在着紧密的联系,在制定数据检索式时,一方面从概念出发,将与技术预测内涵相关的术语纳入考量;另一方面,从方法出发,涵盖与数据分析技术相关的术语,进一步将研究范围限定在技术创新管理领域期刊[12, 20]。具体来说,本研究所用数据来源于 Web of Science(WoS)的 SCI、SSCI 数据库,按照 TS = (“technolog * forecast * ” OR “technolog * foresight * ” OR “ technolog* monitor* ” OR “ technolog* evolution* ” OR “ technolog* trend* analy* ” OR “ technolog* future* analy* ” OR “ technolog* intelligen* ” OR “ technolog* innovation pathway* ” OR “ technolog* opportunit* analy* ” OR “technolog* roadmapping” OR “ technolog* diffusion* ” OR “ technolog* assess* ” OR “technolog* evalua* ”) AND TS = (“pattern* recognit* ” OR “data driven” OR “data analy* ” OR “analy* ” OR “ data min* ” OR “ machine learning” OR “ artificial intelligen* ” OR “ AI” OR “text min* ” OR “ stochastic model* ” OR “ dimensionality reduction” OR “ cluster* ” OR “ classif* ” OR “ regress* ” OR “ decision tree* ” OR “ random forest* ” OR “ neural network* ” OR “ associat* ” OR “ support vector machine” OR “ SVM” OR “ markov model” OR “ HMM” OR “ outlier detect* ” OR “ anomaly detect* ” OR “ visuali* ” OR “ k-nearest neighbour* ” OR “ network* analy* ” OR “ naive bayes”) AND SO = (“IEEE Transactions on Engineering Management” OR “International Journal of Technology Management” OR “ Journal of Engineering and Technology Management” OR “ Journal of Product Innovation Management” OR “R&D Management” OR “ Research Policy” OR “ Research-Technology Management” OR “ Technology Analysis and Strategic Management” OR “ Technological Forecasting and Social Change ” OR “ Technovation ” OR “ Scientometrics ” OR “ Expert Systems with Applications ”)[7] 进行检索,截至 2021 年 9 月 24 日,共获取论文数据 558 条。通过人工阅读论文标题和摘要,去除不相关论文 61 篇。论文数量的年度变化趋势见图 1(2021 年数据暂不完整)。

在对基于数据分析的技术预测研究进行阶段划分的基础上,本研究借助科技文本挖掘与可视化分析工具 ITGInsight[21-22],分别对 4 个阶段的文献数据进行分析,即首先采用文献耦合法识别各阶段的研究前沿,进而将 LinLog 算法[23] 应用于各前沿下的关键词共现网络,识别各前沿下的研究主题。通过对比和分析不同阶段下研究结果的差异,探讨技术预测在未来潜在的发展方向。

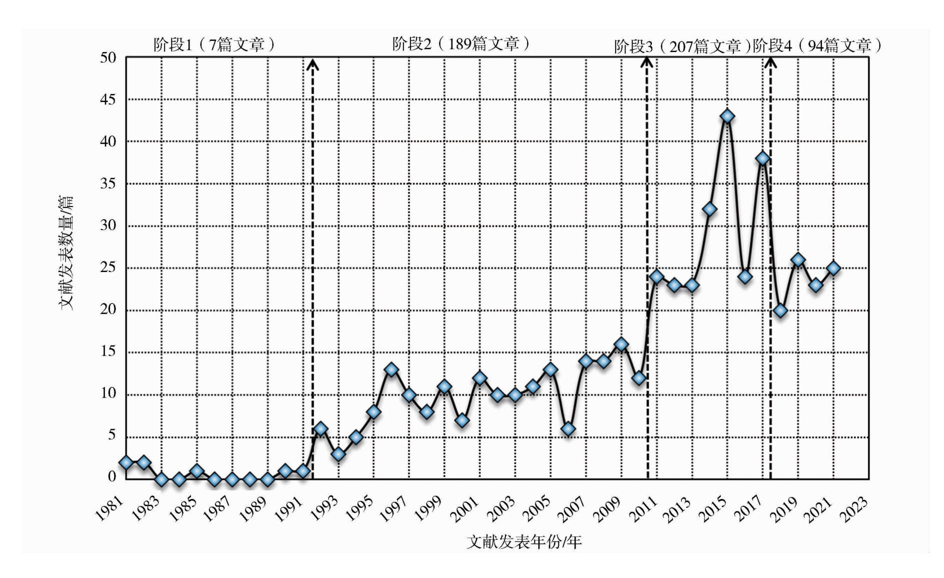


图 1 1981 – 2021 年技术预测领域论文数量年度变化趋势

3 技术预测发展历程

3.1 阶段划分

聚焦于研究方法的变迁，国内外不同学者分别对技术预测的发展历程做了如下划分。周源等[13]将技术预测的发展历程划分为 4 个阶段：①1992 年以前，定量方法开始应用于技术预测研究；②1992 – 2004 年，基于定量方法的技术预测研究处于缓慢增长状态；③2005 – 2012 年，基于定量方法的技术预测研究呈现快速增长趋势；④2013 – 2016 年，基于定量方法的技术预测研究数量处于不断波动状态。

C. Lee[7]将技术预测的发展历程划分为三个阶段：①20 世纪 40 年代后期，定性和定量方法出现；② 20 世纪 60 年代，技术预测的相关研究（例如技术情报、技术评估、技术未来分析）大量涌现。③ 20 世纪 90 年代，数据量增加且数据存储更具规范性。研究人员开始综合利用数理统计（统计学、运筹学）、计算机科学等方法进行技术预测，提高了现有技术预测方法的有效性和准确性。

基于上述研究工作，本研究重点探讨数据分析视角下技术预测研究工作的历史演进。这期间伴随着一些重要事件的发生：20 世纪 40 年代，技术预测活动兴起。20 世纪 40 年代至 60 年代，基于定量方法的技术预测受到重视，尤其是在军事与航天部门。但任何预测都是基于科学、技术、经济与社会等一系列假设条件而进行的，随着社会生活等各个领域变得越来越复杂，研究人员逐渐意识到，传统的技术预测方法已经很难适应这种瞬息万变的社会环境[24]。因此，20 世纪 90 年代后期，技术预测的内涵和外延得以发展，技术预见成为世界潮流[25]，随后日、英、德、法等发达国家逐渐跟进扩大，丰富了技术预见的方法体系，而中国的技术预见活动则是始于 1992 年完成的《国家关键技术选择研究》。此外，2011 年，美国国家情报局下属高级情报研究计划署（Intelligence Advanced Research Projects Agency，IARPA）公开发布并资助了 Forecasting and Understanding from Scientific Exposition（FUSE）项目。FUSE 是典型的技术预测项目，旨在依托智能分析技术持续挖掘各研究领域、多语种（目前主要为中文以及英文）的科技文献信息，发现最新研究动态和研究热点，并定期就识别出来的新兴技术进行评估。2013 年，在 FUSE 项目的基础上，又资助了 Forecasting Science & Technology（ForeST）项目，该项目从表面上看是基于专家建议的预测方法，但与传统方法不同的是，ForeST 项目不仅使用文本分析、自然语言处理方法从科技文献中自动搜集向专家提出的问题，还借助大数据、机器学习等方法智能选取特定领域可信度较高的专家对于所在领域技术发展问题的回答，在对答案进行自动化整合的基础上，给出技术发展情况的概率性评估值。

基于上述研究成果、相关事件以及技术预测领域论文数量的年度变化趋势，本研究将技术预测的发展历程划分为以下 4 个阶段（见图 1）：萌芽阶段（1981 – 1991 年）、成长阶段（1992 – 2010 年）、扩张阶段（2011 – 2017 年）以及瓶颈阶段（2018 年至今），其中“瓶颈阶段”致力于探索智能化技术预测，但其研究并未取得实质性突破。

3.2 技术预测研究前沿

3.2.1 萌芽阶段(1981－1991年)研究前沿

考虑到萌芽阶段的文献数目较少，且缺少对应关键词。本节通过人工阅读论文标题和摘要的方式，对萌芽阶段的研究前沿做相应总结。萌芽阶段，研究人员们主要围绕"技术评估"展开相关研究，例如 A. L. Porter 等[26]讨论了技术评估的基本特征和评估策略。J. Nehnevajsa 等[27]认为风险评估是技术评估不可或缺的一部分。M. W. Merkhofer[28]等提出了一种基于决策技术的技术评估过程，包括问题定义、替代方案生成、确定性分析、概率分析、信息分析和政策评估。具体来说，技术评估活动兴起于20世纪60年代的美国，其目的是对技术预测所提供的不同方案进行技术水平和经济效益的评估，以协助相关人员选择符合社会需要和能占领市场的新技术产品。技术评估的主要内容是针对某项技术或为解决某一问题而设计的方案，建立综合评估指标体系，以评估采用或限制该技术时可能引起的后果。服务对象主要可以分为企业、国家、全球3个层面：企业层面的技术评估主要关注企业拟将推行的新技术能否为企业带来利益；国家层面的技术评估是从国家整体利益出发，对关系到国计民生的重大项目开展评估，例如制定技术评估政策、研究评估方法等；全球层面的技术评估则把全球作为一个整体、一个系统，考虑各方面综合作用的结果。

在萌芽阶段，研究人员已经开始将定量方法应用于技术预测相关研究中，主要关注对技术预测所提供的不同方案进行技术水平和经济效益的评估，但是相关研究仍然较少，并未形成一个完整的体系。

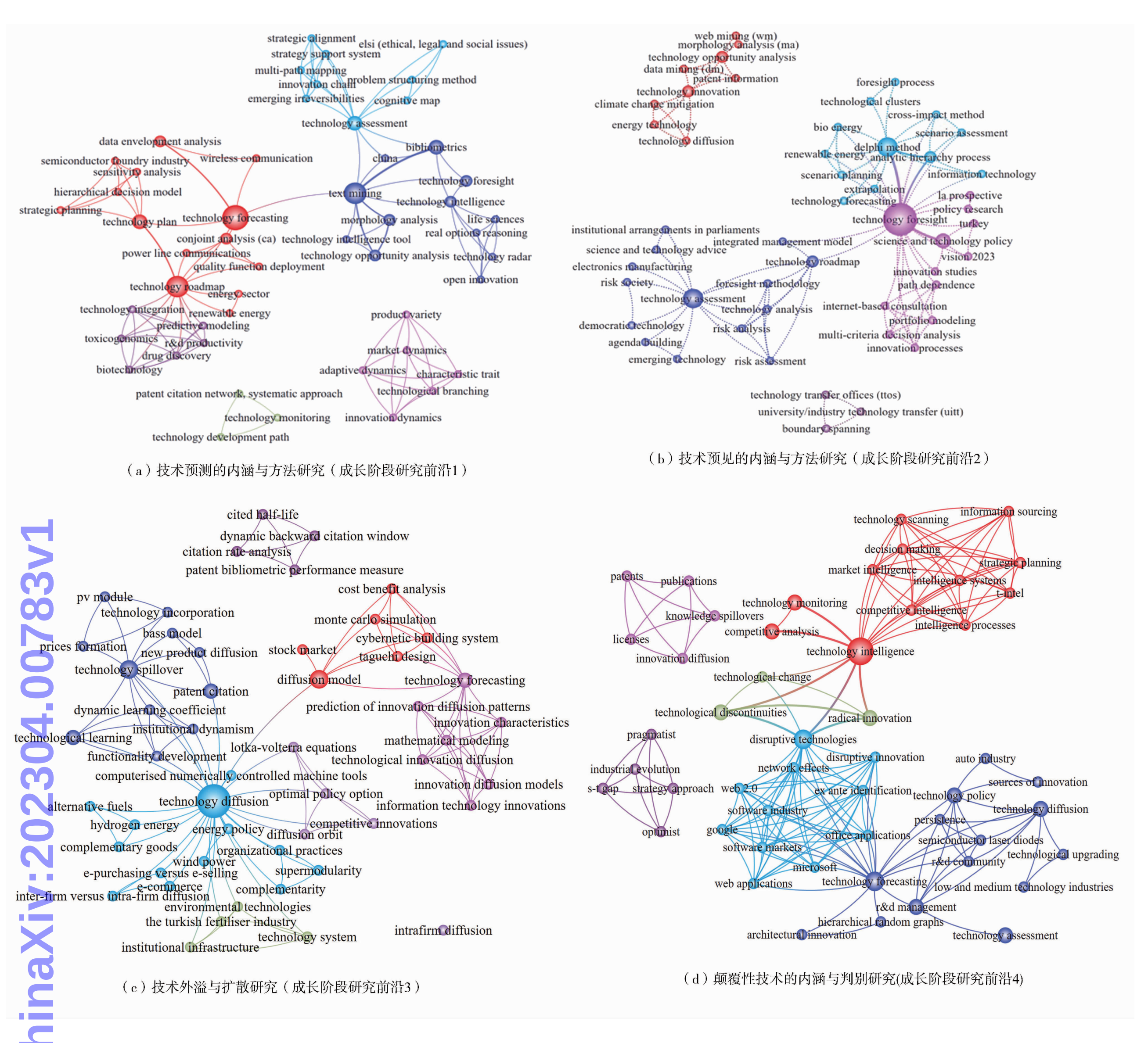
3.2.2 成长阶段(1992－2010年)研究前沿

在成长阶段，借助文献耦合法共识别出4类研究前沿，通过对其进行关键词聚类分析，确定这4类研究前沿对应的研究主题分别为"技术预测的内涵与方法研究""技术预见的内涵与方法研究""技术外溢与扩散研究""颠覆性技术的内涵与判别研究"，具体情况见图2。

(1)技术预测的内涵与方法研究。技术预测是技术创新主体根据社会与经济发展目标的设定，在充分掌握信息的基础上，依据技术发展的基本原理以及科学的方法对技术的未来发展所进行的预测与评估[15]。20世纪90年代后期，技术预测的内涵和外延不断发展，同时更多的技术预测方法得以被开发并日趋完善[7, 13]。因此，从图2(a)中可以看到该前沿下涉及的主要关键词分为两类：一类围绕技术预测及其相关概念，包括：技术预测(technology forecasting)、技术情报(technology intelligence)、技术规划(technology plan)、技术评估(technology assessment)、技术预见(technology foresight)、技术机会分析(technology opportunity analysis)、技术监测(technology monitoring)等；另一类围绕技术预测方法，包括：文本挖掘(text mining)、数据包络分析(data envelopment analysis)、文献计量法(bibliometrics)、敏感性分析(sensitivity analysis)、技术路线图(technology roadmap)、联合分析法(conjoint analysis)等。

从研究目的上来说，这些方法又可被归纳为探索性技术预测方法、规范性技术预测方法以及二者相结合的方法3种类型[18]。探索性技术预测方法强调对未来可能出现的技术进行预测，即预测新的技术如何基于一个预设的曲线(如S曲线)而发展，它侧重于对未来趋势的客观描述，因此几乎不能通过任何规划的制定来影响或改变这种趋势[29]。图2(a)中出现的文本挖掘(text mining)、数据包络分析(data envelopment analysis)、文献计量法(bibliometrics)、专利引文网络(patent citation network, systematic approach)、联合分析法(conjoint analysis)等均属于此类方法。此外，探索性技术预测方法还囊括了增长曲线、类推法、交叉影响分析、趋势外推法以及系统动力学方法等。规范性技术预测方法首先强调对未来的目标、需求以及任务等作出评估，继而在此基础上对当下的相关事件进行分析，找出有利于实现未来目标的必要步骤并评估其实现概率[29]。相较于探索性技术预测方法，规范性技术预测方法旨在为实现未来目标涉及的技术投资、人力资源投入等方面提供相应的指导[30]。常用的规范性技术预测方法包括：图2(a)中出现的形态分析法(morphology analysis)以及层次分析法、回溯预测法、关联树法等。除了探索性和规范性技术预测方法之外，还存在着将两种方法相结合、充分发挥两种方法的特长和优势来进行技术预测的方法。比如图2(a)中出现的技术路线图(technology roadmap)。此外，情景分析法、德尔菲法、名义群体法虽然未在图2(a)中出现，却也是常用的结合类方法[30]。

综上所述，此阶段研究数据主要集中于专利文献的结构化著录信息，研究方法逐渐多样化，研究内容聚焦于技术的发展趋势，形成从技术预测到技术情报、技术规划、技术评估、技术预见、技术机会分析、技术监测等多概念并行的状态。与此同时，研究人员开始强调要在系统视角下对技术趋势进行客观分析，图2(a)中



(a)技术预测的内涵与方法研究（成长阶段研究前沿1）
(b)技术预见的内涵与方法研究（成长阶段研究前沿2）
(c)技术外溢与扩散研究（成长阶段研究前沿3）
(d)颠覆性技术的内涵与判别研究(成长阶段研究前沿4)

图 2 成长阶段研究前沿关键词分布

注：图中节点代表关键词，节点的大小与关键词词频成正比，连线的粗细与关键词之间的关系强弱成正比

创新链(innovation chain)、多路径映射(multi-path mapping)、伦理法律和社会问题(ethical, legal and social issues)、战略协同(strategic alignment)、战略支持系统(strategy support system)等围绕技术评估(technology assessment)出现，从侧面映射出该主题下关于技术预测方案评估关注的焦点。此外，创新动力(innovation dynamics)、开放式创新(open innovation)、市场动力学(market dynamics)等关键词的出现，也证实了这一观点。

(2)技术预见的内涵与方法研究。技术预见通常是以技术集群作为研究对象，在对科学、技术、经济和社会在未来一段时间进行“整体化预测”的基础上，“系统化选择”具有战略意义的研究领域、关键技术和通用技术，并利用“最优化配置”手段实现经济与社会利益最大化，多用于国家政策手段的选择[1, 31]。因此，从图 2(b)可以看到技术集群(technological clusters)、技术分析(technology analysis)、科技政策(science and technology policy)、政策研究(policy research)围绕在技术预见(technology foresight)周围出现。

此外，图 2(b)中出现的另一类关键词为技术预见方法。通常情况下这些方法可以被分为定性方法、定量方法以及半定量方法 3 类[32]：①定性方法侧重从主观层面对事件进行解读，通过深入的讨论、多元观点的分享来强化对不同视角和观点的理解，如图 2(b)出现的情景分析法(scenario planning)。②定量方法指的是对可靠、有效的数据(如社会经济指数)进行变量的测

量和统计分析时所涉及的方法，如图2(b)出现的趋势外推法(extrapolation)。③半定量方法指应用数学原则对主观性内容、理性判断和专家及评论员的观点进行量化分析所采用的方法，如图2(b)出现的德尔菲法(delphi method)、层次分析法(analytic hierarchy process)、多准则决策分析(multi-criteria decision analysis)、交叉影响分析法(cross-impact method)、技术路线图(technology roadmap)等。然而，技术预见活动有其实施的不同阶段和不同任务目标，随着各国技术预测和预见活动的开展以及相关方法的日益成熟，研究人员逐渐意识到，选用适宜的技术预见方法是保证其科学性和有效性的关键之一。因此，逐渐展现出各类方法交叉融合的趋势，而图2(b)中出现的"组合模型(portfolio modeling)、集成化管理模式(integrated management model)"等关键词也从侧面验证了这一趋势[33-34]。

在当前新兴技术发展的潜在风险不确定的情况下，技术预见的主要目标是要协调政府多部门、多产业领域的科技专家和多区域的社会公众参与，在形成共塑未来社会愿景的基础上，对科技、政治、经济和文化等领域进行科技价值和风险的系统探索，预测技术的实现路径、制约因素、实现模式、潜在的风险因素，为区域经济发展、产业升级、企业创新战略、公众利益、风险预测和应对等提供支撑。因此，从图2(b)中可以看到创新研究(innovation studies)、新兴技术(emerging technology)、民主技术(democratic technology)、路径依赖(path dependence)、风险分析(risk analysis)、风险评估(risk assessment)、风险社会(risk society)等围绕技术评估(technology assessment)而出现。通过对上述关键词的总结与分析，可以看到技术预见的研究方法不断涌现且各类方法呈现交叉融合的趋势，研究数据主要集中于问卷调查、专家打分以及专利文献的结构化著录信息。在研究内容上，技术预见更加关注技术应该如何发展，对于技术预见方案的评估包括:技术最大效益(潜在风险和长期效益)、技术最大共识(专家与社会公众的共同参与)以及技术最优实现路径[35]。

(3)技术外溢与扩散研究。技术扩散的定义来源于E. M. Rogers，他将技术扩散定义为:一个新构想，从创新或创造的来源，散播到最终采用者或使用者的过程，即创新技术透过通路(技术转移、技术授权等)传播给社会系统中的各个成员[36]。从图2(c)可以看到，该阶段技术扩散的相关研究主要围绕以下两个方面:①基于专利引证信息的技术(知识)外溢与扩散分析，关键词涵盖专利引文(patent citation)、技术溢出(technology spillover)等。在学术界，研究人员通常借助专利间的引证关系来测度技术之间的扩散过程。一个引证关系，将技术从一个发明连接到另一个发明，在这种引证关系中，产生了技术(知识)的流动，技术(知识)被传递和扩散[37]。A. B. Jaff等[38]认为专利互引同时伴随着知识外溢和知识扩散现象，知识扩散的范围可以通过引证专利与被引证专利之间地理位置的异同来度量，而知识扩散的速度可以通过被引证专利与引证专利之间申请年的差距来度量。他们的研究打开了用专利研究技术扩散或扩散过程中伴随的知识扩散与溢出的大门，成为"知识外溢"的先驱。此后数年间，基于专利引证的技术(知识)溢出与扩散研究的研究仍比较活跃，不过不再是单纯地利用专利引证统计分析方法，而是结合网络的观点，建构可视化的专利引证网络、国家间专利引用网络或国家间知识扩散网络，运用社会网络分析等方法分析代表技术扩散意义的网络结构特征、网络属性，从而量化技术扩散研究[37,39]。②基于扩散模型的技术扩散趋势预测研究也是一个重点。巴斯模型(Bass model)一直被用来预测新产品或服务的采用者数量，由于专利是技术市场中的代表要素，所以研究者们通常采用专利表示技术市场中的技术，将专利数据作为巴斯模型的输入数据，并假设原始专利或基本专利扮演革新者的角色，而改进专利或复合专利代表模仿者，最终专利总数代表潜在采用者的总数目。因此，在图2(c)中可以看到巴斯模型(Bass model)、技术学习(technological learning)、新产品扩散(new product diffusion)、扩散模型(diffusion model)、技术预测(technology forecasting)、洛特卡-沃尔泰拉方程(lotka-volterra equations)等关键词。

综上所述，此阶段多采用专利结构化著录信息作为研究数据，专利引证分析、扩散模型(如巴斯模型等)等作为研究方法，对技术扩散路径与技术扩散趋势进行研究。此外，技术扩散作为技术预测研究的一个分支也在不断发展，因此技术扩散不只是一种模仿过程，还包括模仿基础上的自主创新活动[37]，图2(c)中出现的信息技术创新(information technology innovations)、创新特征(innovation characteristic)、预测创新扩散模式(prediction of innovation diffusion patterns)、创新扩散模型(innovation diffusion models)、技术创新扩散(technology innovation diffusion)等关键词的出现也从侧面印证这一点。

(4)颠覆性技术的内涵与判别研究。1997年，C.

M. Christensen 在其代表作《创新者的窘境》中指出颠覆性技术"往往从低端或边缘市场切入,以简单、方便、便宜为初始阶段特征,随着性能与功能的不断改进与完善,最终取代已有技术,开辟出新市场,形成新的价值体系"[40]。在 C. M. Christensen 提出颠覆性技术的概念以后,随即引发了学术界的激烈讨论,但总体来看,在一定时期内研究人员的关注焦点在于如何根据技术对市场的影响或市场对技术的需求来判断颠覆性技术。从市场角度出发,D. Constantinos、C. Gilbert、J. Paap 等认为颠覆性技术的市场突破性创新是通过市场、产品、服务和商业模式的不连续性变化形成的,而颠覆性技术的识别标准在于该项技术的应用是否产生了颠覆市场的效果[41-43]。因此,在图 2(d)中可以看到技术变革(technological change)、突破性创新(radical innovation)、技术间断(technological discontinuities)等表征颠覆性技术特征的关键词出现。该阶段围绕颠覆性技术的研究主要在以下两个方面:①针对颠覆性技术的技术情报分析。对市场中的企业而言,当它们面对技术变革时,往往需要快速决定是否投资和采纳新技术,这一决策将直接影响企业的未来。因此,建立合理有效的技术情报流程,将有助于企业及时应对市场中的变革性趋势,提早做出战略决策。例如,E. Lichtenthaler[44]的研究深入讨论了在颠覆性技术变革的背景下,制药、电信设备和汽车行业内 25 家跨国公司的技术情报分析过程。W. Ashton 等[45]认为跟踪技术发展的新趋势、预测市场中重大的技术变革,对企业在未来的发展至关重要。他们的研究描述了收集、分析、评估和使用商业信息的步骤,并指出不同行业的企业应该如何实现情报分析。②颠覆性技术的判别也是一项重点。在该阶段,研究人员对颠覆性技术的研究仍旧处于探索阶段,研究焦点在于对颠覆性技术的判别,并没有形成一套完整的体系用于识别颠覆性技术。例如,A. Keller 等基于颠覆性创新理论、网络效应和 F. Rafii 等[46-48]提出的颠覆性创新识别框架,提出了一种新的分析方法用于判断颠覆性技术。在此基础上,A. Keller 等[49]以软件行业为切入点,应用此方法判别谷歌开发的基于网页的 office 应用程序是否会对微软开发的基于桌面的 office 应用程序产生颠覆,即前者是否会成为一项颠覆性技术。S. Hüsig 等[48]提出一种引导式访谈法,用以评估技术的颠覆性特征。在案例分析部分,他们将该方法应用于通信领域,判断无线局域网(W-LAN)是否会对传统的移动通信网络产生颠覆。

综上所述,研究人员意识到颠覆性技术变革会对市场中的企业带来至关重要的影响,因此逐步建立并优化企业的技术情报分析流程。然而,研究人员对于颠覆性技术的研究仍处于初步探索中,侧重于从市场层面出发对颠覆性技术进行辨别,对颠覆性技术的概念仍存在争议,未确定合适的研究数据体现颠覆性技术的市场特征,也未形成一套系统性方法用于识别颠覆性技术。

3.2.3 扩张阶段(2011-2017 年)研究前沿

在扩张阶段,借助文献耦合法共识别出 3 类研究前沿,通过对其进行关键词聚类分析,确定这 3 类研究前沿对应的研究主题分别为"数据挖掘技术在技术预测中的应用研究""技术路线图在技术预测中的应用研究""技术预见在创新系统中的应用"。具体情况见图 3。

(1)数据挖掘技术在技术预测中的应用研究。相较于前一阶段的"技术预测的内涵与方法研究"主题而言,在扩张阶段,关于技术预测的研究方法已经不局限于各类方法的组合应用,而是朝着更为多元化的趋势发展。最突出的表现为数据挖掘方法开始在技术预测中应用。数据挖掘又被称为知识发现,是利用各类分析工具在海量数据中发现新关系、新趋势、新模式的过程[50]。数据挖掘的任务主要包括:关联分析,聚类分析,分类、预测、时序模式和偏差分析[50],挖掘方法主要包括:统计方法和机器学习方法。因此,在图 3(a)中不但可以看到文本挖掘(text mining)、数据挖掘(data mining)、专利挖掘(patent mining)、技术挖掘(tech mining)、趋势监测(trend monitoring)、格文-纽曼算法(Girvan-Newman algorithm)等关键词的出现,还可以看到神经网络(neural networks)、无监督学习(unsupervised-learning)、自然语言处理(natural language processing)等与机器学习相关的关键词,以及结构方程模型(structural equation model)、结构时间序列模型(structure time series models)等与统计方法相关的关键词。

此外,从数据层面出发,此阶段展现了两类特征:一是从注重结构化著录信息到注重短文本甚至是长文本的数据;二是开始注重对数据的语义分析。最为典型的例子为 SAO 语义分析技术的应用,一方面,SAO 语义分析可以协助研究人员从专利或论文文本数据中抽取含有主谓宾结构的技术信息,使得研究人员对短文本/长文本数据的应用成为可能;另一方面,相较于以往基于关键词或元数据的技术预测方法,SAO 语义分析中蕴含的主谓宾结构可以清楚地揭示技术之间的



（a）数据挖掘技术在技术预测中的应用研究(扩张阶段研究前沿1)

（b）技术路线图在技术预测中的应用研究(扩张阶段研究前沿2)

（c）技术预见在创新系统中的应用研究(扩张阶段研究前沿3)

图3　扩张阶段研究前沿关键词分布

语义关系。图3(a)中数据融合(data fusion)、SAO语义分析(SAO semantic analysis)、语义技术(semantic technologies)、发明问题解决理论(theory of the solution of inventive problems, triz)等关键词的出现也从侧面证实了这一观点。与此同时，国内外研究人员也围绕该主题展开了大量的研究工作，例如X. Wang等[51]提出了基于SAO语义分析的形态分析法，通过寻找形态矩阵中的优先组合来寻找技术机会。X. Wang等[52]认为以往的技术预测通常是基于关键词来做技术趋势分析的，缺乏深入研究。因此，他们的研究基于SAO语义分析构建了包含7个层次(材料、技术、影响因素、组件、产品、目标和未来方向)在内的技术路线图，并通过这些元素之间的相互作用揭示技术发展的详细路径。

具体而言，主题模型、自然语言处理、机器学习等数据分析技术的出现，可以辅助研究人员完成对短文本(标题、摘要)甚至是长文本数据的分析。N. C. Newman等[53]在其研究中就指出，主题模型可以减少技术分析所需的时间以及复杂性，在一定程度上使得研究人员对全文数据的应用成为可能。然而，专利文本(结构化著录信息、标题与摘要等短文本数据)仍是此阶段技术预测工作所依赖的核心数据，例如可以看到专利分析(patent analysis)、专利挖掘(patent mining)、专利分类(patent classification)在图3(a)中仍具有较大词频。总结来看，该阶段没有表现出明显的数据多源化以及数据融合趋势，且新技术的出现在虽在一定程度上扩充了原有的技术预测方法，使得研究人员对长文本数据的分析成为可能，但此类研究工作尚未成熟。

(2)技术路线图在技术预测中的应用研究。技术路线图是一种运用于技术产业,支撑产业决策与长期规划的技术方法体系[54]。20 世纪 70 年代,技术路线图的雏形首先出现于美国的汽车产业,随后国内外学者对技术路线图的研究不断深入。在国家层面上,技术路线图着重于国家专长领域,识别知识基础上现有的国家能力和鸿沟,推动国家对技术、创新和研发项目的长远考虑;在企业层面上,技术路线图可以有效描绘时间技术、研发活动、市场与产品之间的相互关系[55]。

在扩张阶段,随着计算机与数据库技术的不断发展,以文献计量学为代表的定量分析方法也不断地被引入到技术路线图的研究工作中。文献计量学通常依托于数据挖掘技术与数理统计分析方法,能够有效地获取并分析个人无法处理的海量数据信息。因此,在图 3(b)中,可以看到文献计量法(bibliometrics)、文本挖掘(text mining)和技术路线图(technology roadmap)具有较强的连接关系。此外,专利发展模式(patent development patterns)、技术挖掘(tech mining)、专利路线图(patent roadmap)、专利规划(patent planning)、主题分析(topic analysis)、文本聚类(text cluster)、扩展地图法(extended map methodology)等相关词汇也出现在图 3(b)中,这些关键词的出现也表明了这一时期的关注焦点。例如,X. Li 等[56]提出了一个整合文献计量学和技术路线图的方法框架,以对新型技术行业的未来发展进行战略规划,并选取中国染料敏化太阳能电池技术产业作为研究案例。Y. Geum 等[57]指出了在数据驱动背景下构建技术路线图所面临的问题,并指出传统的技术路线图缺少用于度量不同阶段间关系的指标。因此,他们提出了一种基于关联规则挖掘算法的技术路线图,用以解决上述问题。

综上所述,在该阶段,研究人员注重对技术路线图的改进,相较于成长阶段多依赖于问卷调查、专家访谈以及文献调研的定性分析方法来构建技术路线图,研究人员在扩张阶段更注重对专利文献的结构化著录信息、标题与摘要等短文本数据的利用,致力于平衡客观数据分析结果与专家主观性判断,在提升分析结果客观性的同时,确保其权威性。从研究内容上来说,此阶段更注重技术预测的系统性,聚焦于对技术发展模式、技术战略规划的探讨。

(3)技术预见在创新系统中的应用研究。在成长阶段(1992 -2010 年),对技术预见方案的评估主要涵盖 3 个方面,即技术最大效益(潜在风险和长期效益)、技术最大共识(专家与社会公众的共同参与)以及技术最优实现路径[35]。而在扩张阶段(2011 -2017 年),关于技术预见的研究则主要围绕技术预见在创新系统中的应用。1987 年,C. Freeman 提出"国家创新系统"可以被描述为一种由公共部门和私营部门共同建构的网络,一切新技术的发起、引进、改良和传播都通过这个网络中各个组成部分的活动和互动得到实现[58]。库克[59]则强调了"区域创新系统"在其中发挥的重要性,即通过创新实现区域经济社会的可持续发展。技术预见在区域创新系统中的作用主要表现为两方面:一是技术预见作为一种战略管理手段,可以为技术创新活动中技术选择、战略规划提供支撑,指明当代技术创新过程中科技与社会发展相结合的方向,实现可持续发展。二是区域主要强调技术创新的系统性,认为技术创新系统是由许多相关要素组成的有机统一体,只有这些要素(企业、大学、科研院所等)之间相互协调,密切配合,才能产生出更多的技术创新成果,从而推动技术和经济的不断发展。通过大规模的产、学、研和政府相结合的技术预见活动,可以形成覆盖广泛的网络体系,实现以企业为主体、市场引导、社会互动相结合的技术发展之路。图 3(c)中出现的国家创新系统(national innovation system)、创新政策(innovation policy)、创新政策治理(innovation policy governance)、可持续性转型(sustainability transitions)、政策应用(policy applications)、开放预见(open foresight)、战略预见(strategic foresight)、协作预见(collaborative foresight)、网络化预见(networked foresight)等关键词也从侧面证实了这一点。

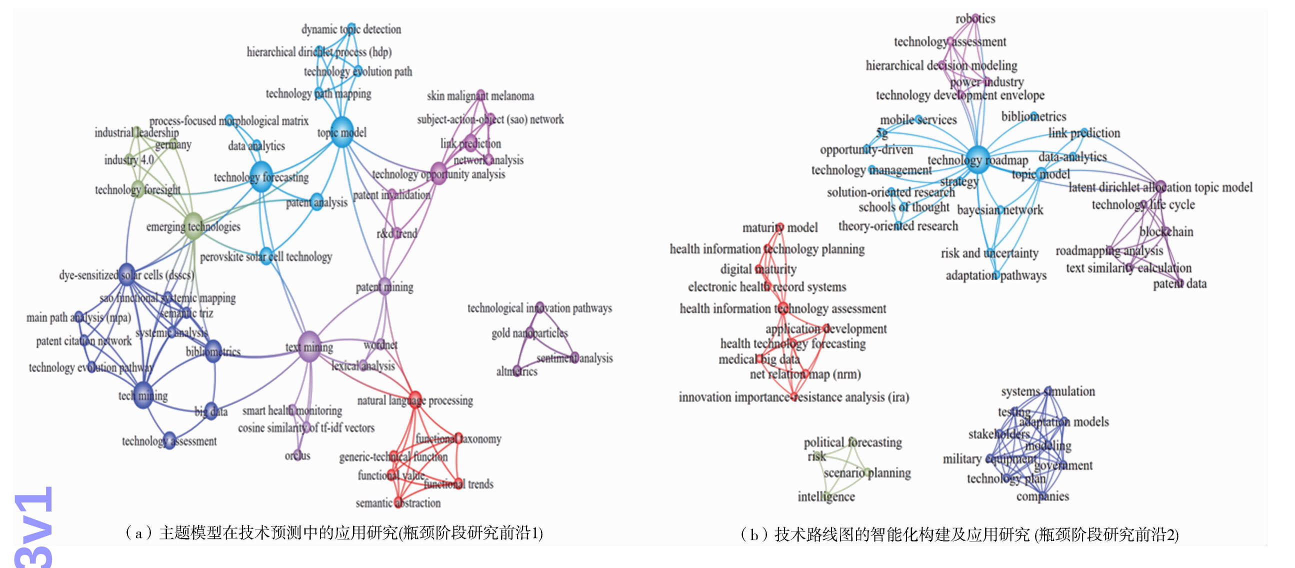
总体来说,作为一种新型的、致力于将各种资源进行有效组合与优化配置的战略管理和规划工具,技术预见对中观层次上的区域创新有着很好的指导意义,一方面技术预见可以为相关部门制定科技发展战略、选择优先发展领域、确定研发资金投入等方面提供广泛的指导意见;另一方面,技术预见可以促使创新主体与社会各方进行有效的沟通,协调各方利益关系。与此同时,技术预见对于技术创新的作用也并不是万能的。因为技术创新的过程不仅仅涉及技术的因素,还受到了诸如政治、法律、社会文化等诸多因素的影响,这些仅凭技术预见是很难有所作为的,需要研究人员们进一步将多方要素纳入考量,确定更为合适的研究数据与研究方法,从根本上发挥技术预见活动的最大作用。

3.2.4 瓶颈阶段(2018 年至今)研究前沿

在瓶颈阶段,借助文献耦合法共识别出 2 类研究

张硕,汪雪锋,乔亚丽,等.技术预测研究现状、趋势及未来思考:数据分析视角[J].图书情报工作,2022,66(10):4-18.

前沿,通过对其进行关键词聚类分析,确定这两类研究前沿对应的研究主题分别为“主题模型在技术预测中的应用研究”和“技术路线图的智能化构建及应用研究”。具体情况如图 4 所示:



(a)主题模型在技术预测中的应用研究(瓶颈阶段研究前沿1)　(b)技术路线图的智能化构建及应用研究(瓶颈阶段研究前沿2)

图 4　瓶颈阶段研究前沿关键词分布

(1)主题模型在技术预测中的应用研究。瓶颈阶段,研究人员侧重于探究数据挖掘技术中各类改进方法在技术预测中的应用。最直观的表现为,除了上两阶段出现频次较高的文献计量法(bibliometrics)、文本挖掘(text mining)、专利挖掘(patent mining)、技术挖掘(tech mining)、自然语言处理(natural language processing)等,主题模型(topic model)在图 4(a)也拥有较大词频。主题模型是数据挖掘方法中的一种,主要是对文档中隐含的主题进行建模,且考虑了上下文语义之间的关系。在技术预测相关研究中,研究人员们应用较多的是 LDA(Latent Dirichlet Allocation)模型[60],LDA 模型也被称为三层贝叶斯概率模型,包含文档、主题、词 3 层结构,能够有效对文本进行建模,和传统的空间向量模型(Vector Space Model,VSM)相比,增加了概率的信息。通过 LDA 主题模型,能够挖掘数据集中的潜在主题,进而分析数据集的关注焦点及相关特征词。

该前沿下的研究主要集中在两方面:①主题模型及主题模型在方法层的改进。X. Han 等[61]通过 LDA 模型识别企业研发技术主题,并构建申请相关度与失效相关度测度模型,预测企业技术研发趋势,最后以 3D 打印技术为例验证了方法的可行性与有效性。H. Liu 等[62]开发了一种使用新的非参数主题模型绘制技术发展路径的方法,即涵盖引文的狄利克雷过程。实验表明,该方法可以映射一个完整的路径演化过程,相较于分层狄利克雷过程和 LDA 模型而言,具有更好的性能。②主题模型在数据输入层的改进也是一项研究重点,这里主要是借助自然语言处理技术或词表的干预来实现。H. Jang 等[63]构建了一个针对技术词汇的数据库 TechWord 以及这些技术词汇下的同义词集 TechSynset。实验结果表明,该标准化流程可以有效解决数据挖掘过程中关于技术信息的提取问题。S. Kim 等[64]提出了一种新的主题建模方法,即利用 Word2vec 可以更好地捕获和表示语料库上下文的特性,构建了基于 Word2vec 的潜在语义分析法(W2V-LSA)。实验结果表明,该方法可以作为一种更好的主题建模法,为技术趋势分析的未来研究提供方向,并适用于与文本挖掘相关的各种专家系统。

与上一阶段相同,在研究数据的使用上,仍聚焦于专利的结构化著录信息、标题与摘要等短文本数据,缺乏数据的多源化。在研究方法上,尽管 2011 年美国国家情报局下属高级情报研究计划署资助的 FUSE 项目和 ForeST 项目已经取得了瞩目的成果,但由此产生的各类方法并未实质性地转化应用到技术创新管理领域。

(2)技术路线图的智能化构建及其应用研究。在扩张阶段(2011-2017 年),随着计算机与数据库技术的不断发展,以文献计量学为代表的定量分析方法被引入到技术路线图的研究工作中。然而,随着大数据技术的发展,研究人员的焦点也逐渐转向了如何在大数据背景下进行技术路线图的构建,此类研究的难点具体表现在路线图构建过程和路线图结果解读两

方面。

总结来说，此阶段研究人员的关注焦点仍是技术路线图在方法层的改进，例如图4(b)中链路预测(link prediction)、主题模型(topic model)、贝叶斯网络(bayesian network)、数据分析(data-analytics)等关键词围绕在技术路线图(technology roadmap)周围出现。具体而言，K. Kim 等[65]基于主题模型和链路预测法提出一个系统的方法，用于构建大数据背景下的技术路线图。该技术路线图主要包括三层：第一层，层映射，使用主题模型识别技术路线图的子层；第二层，内容映射，方法为关键词网络分析；第三层，关联关系发现，即使用链路预测算法进行机会发现，以预测未来可能的创新机会。从数据出发，他们的研究在每个环节分别考虑了技术层和市场层，采用了来自 USPTO 的专利数据和杂志、社区等爬取的市场数据。Z. A. Hao 等[66]基于主题模型、文本相似性和技术生命周期理论提出了一套框架用于构建技术路线图，并在区块链领域进行了案例分析。V. Mittal 等[67]聚焦于技术路线图在军事领域的应用，他们将计算机仿真技术下模拟作战的定性结果转化为定量指标，并通过这些指标的变换，进一步为路线图的构建提供信息。Y. Jeong 等[68]基于新的风险管理和技术规划范式，提出了风险适应性技术路线图。具体方法如下：首先，通过主题模型和情感分析识别风险；其次，对于衍生风险，通过与风险相关的关键词共现关系来确定新的计划；再次，将现有的技术路线图转换为具有自适应性的网络拓扑，并为该网络构造条件概率表；最后，根据风险事件的发生概率，对计划做出调整。实验结果表明，该技术路线图可以适应不断变化的复杂环境。

综上所述，在该阶段，研究人员聚焦于技术路线图的改进，尝试在技术路线图的构建中纳入更为多源的数据(例如，市场数据、网络数据等)，在系统视角下(科学、技术、政治、市场等)进行技术预测。

4 结论与启示

通过综合运用文献计量法和知识图谱分析工具，本研究从数据分析视角出发，对技术预测在不同发展阶段的研究进展进行深入探析(见图5)。总体来说，技术预测历经几十年的发展，变得愈发成熟，从研究数据源出发，历经“问卷调查、专家访谈等调研数据→结构化著录信息→短文本”等在内的多个研究阶段，研究人员对数据的利用程度在不断加深；从研究方法出发，从早期采用诸如增长曲线、类推法、层次分析法等较为简单的数据分析法，到数据挖掘技术(自然语言处理、主题模型等)、技术路线图及其改进方法被广泛应用；从研究目的出发，从“技术预测”→“技术未来分析、技术规划、技术机会分析、技术评估、技术情报、技术预见”等多概念共存→“技术预见”被广泛应用于国家创新系统，技术预测的内涵与外延在不断延伸，朝着系统化、层次化的方向发展。然而，技术预测不等同于技术预见，尽管研究人员在对技术预测的研究中注重其在复杂环境下的系统性，但仍未完成“技术可能如何发展”到“技术应该如何发展”的跨越。

结合技术预测的发展历程及演进模式，本研究有以下主要结论和启示：

4.1 搭建大数据集成平台，实现科学数据共享应用

长期以来，管理学研究一直以模型驱动范式为领域主流。但是在大数据背景下，数据驱动范式的优势不断凸显。数据驱动范式指科学研究第四范式，是针对数据密集型科学，由传统的假设驱动向基于科学数据进行探索的科学方法的转变[69]，即从科学数据中探索“不知道自己不知道”的现象和规律[70]。在此背景下，很多国家都在推进科学数据开放共享，例如新加坡计划建设数据港，致力于利用信息技术和数据来推动数字经济和数字社会的建成[71]；日本以开放数据为核心，逐渐完善数据开放网站的建设和法律法规的制定[72]；欧盟投入大量资金建设数据生态系统[73]。其中，美国的科学数据开放共享相对较早且备受关注，自2009年以来就不断完成数据开放共享的政策法规，其数据开放体系日益丰富。

纵观不同阶段下技术预测工作的发展历程，不难发现，研究数据源的单一化仍是技术预测工作面临的一大问题。根据本研究的发现，尽管研究人员对数据的利用程度，历经“调研数据→结构化著录信息→短文本”等在内的多个阶段，但是专利、论文文本仍是技术预测相关工作所以依赖的核心数据。C. Lee 的研究再次验证了这一观点，他对基于数据分析的技术预测研究数据源进行了详细的统计分析，结果表明，采用专利与论文数据作为数据源的研究工作占整体研究工作的71%[7]。可以说，数据源的单一性直接影响了技术预测相关工作的开展，使得研究人员无法在综合考虑各方情况下对技术的发展情况进行表征。因此，要在大数据背景下实现从数据分析的技术预测到数据驱动的技术预测的转换，首先要做的就是扩充数据获取的渠道、降低数据获取的难度，建立包含论文、专利、研究报告、社交媒体、市场信息、政府信息等结构化、半结构化、

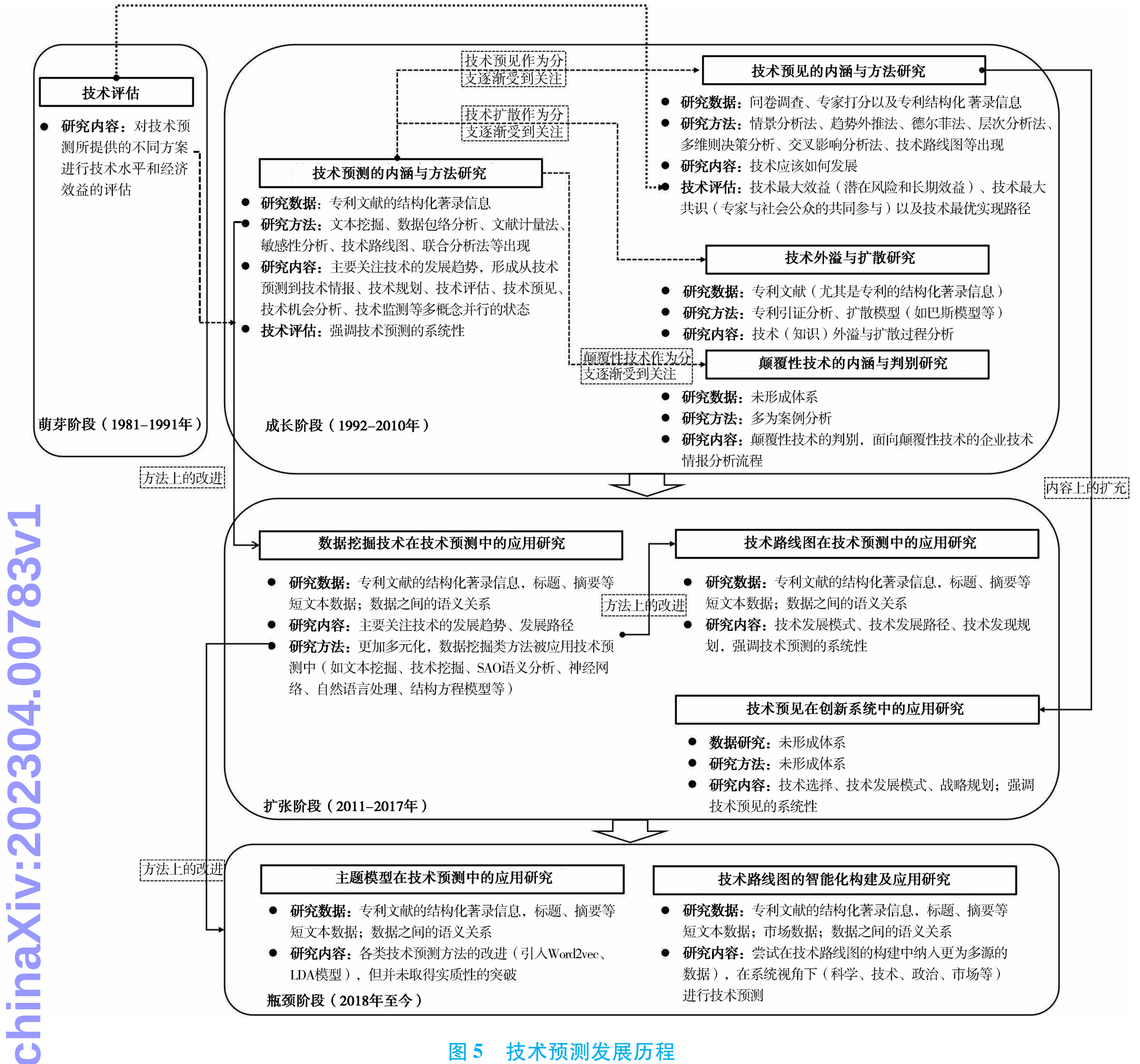


图5　技术预测发展历程

非结构化数据在内的多源异构数据平台，实现真正意义上的科学数据共享应用。

4.2　构建智能化分析软件，降低科学数据处理难度

数据分析涉及数理统计、计算机科学等在内的众多学科知识，具有较高的技术门槛。考虑到技术创新管理领域研究人员的学科背景和技术储备，想在短期内提高研究人员的数据分析与处理能力，使其完成从数据分析下的技术预测到数据驱动下的技术预测这一跨越，则更具有挑战性。在本研究中，技术预测在不同阶段，围绕研究方法的变迁，展现出了不同的特征：萌芽阶段，定量方法开始应用于技术预测相关领域；成长阶段，技术预测的内涵与外延不断发展，形成了围绕“技术预测的内涵与方法研究”“技术预见的内涵与方法研究”等相关概念及研究方法在内的研究前沿；扩张阶段，研究人员更加注重各类新技术、新方法在技术预测研究工作中的应用，例如数据挖掘技术、基于文献计量法的技术路线图改进等；瓶颈阶段，研究人员致力于寻求更加智能化、自动化的分析方法用于技术预测研究，形成了“主题模型在技术预测中的应用”和“技术路线图的智能化构建及应用研究”在内的两类研究前沿。

值得一提的是，美国国家情报局下属高级情报研究计划署资助的 FUSE 项目，出发点就是实现数据驱动背景下的技术预测。罗威等[8-9]将 FUSE 项目下涉及的关键技术问题归纳为：技术发展规律研究、科技文献碎片化、技术术语发现、预测指标设计、预测建模、证据说明六大类，并进行了详细阐述。然而，本研究发现 FUSE 下所产生的研究成果虽然对技术预测相关工作产生了一定的影响，例如数据挖掘技术、自然语言处理、SAO 语义分析开始在技术预测工作中得到应用。

但是,FUSE 项目的各阶段成果并未完全渗透到技术创新管理领域,为该领域研究人员所应用。因此,本研究认为应该通过向技术创新管理领域提供技术服务(智能化分析软件),来减少研究人员在技术层面耗费的精力,使其可以从内容上出发,将研究成果切实地服务于社会。

4.3 从技术预测到技术预见,发挥政府的宏观调控作用

技术预见对产业政策制定、科技资源配置、产业结构调整、产业集群发展、创新系统效率提升等方面有着重要影响。相较于技术预测及技术评估、技术未来分析、技术机会分析等相关概念来说,技术预见更具前瞻性和目标性,从回答“技术可能如何发展”到致力于寻求“技术应该如何发展”。在未来风险不确定的情况下,技术预见的主要目标就是要协调政府多部门、多产业领域的科技专家和多区域的社会公众参与,在形成共塑未来社会愿景的基础上,对科技、政治、经济和文化等领域进行科技价值和风险的系统探索,为区域经济发展、社会进步等提供支撑。根据成长阶段对“技术预见的内涵与方法研究”的总结,可以看到情景分析法、趋势外推法、德尔菲法、层次分析法、多准则决策分析、交叉影响分析以及技术路线图等是技术预见的主要研究方法。然而,在扩张阶段,尽管研究人员从内容层面对技术预见相关研究进行了扩充,却未确定合适的研究数据与研究方法。总体来看,微观层面的研究多针对某一技术预见方法、单次技术预见活动开展,有其特定的设定场景;宏观层面的研究多以文献计量方式进行,不仅缺少对技术预见方法的系统梳理,而且缺乏对国家战略层面技术预见实践活动的总结。

在此背景下,本研究认为数据驱动背景下的研究不仅要在研究方法上体现“求新”,更要在服务内容上体现“求实”。因此,政府及相关责任部门应充分发挥宏观调控作用,组织高质量智库建设,促进跨区域合作的技术预见,最终形成连接企业、区域、国家等在内的多层次技术预见流程和方法体系,使各领域研究人员有理可依,有据可循,集中各方资源优势形成面向数据驱动的技术预见体系。

参考文献:

[1] 浦根祥, 孙中峰, 万劲波. 技术预见的定义及其与技术预测的关系 [J]. 科技导报, 2002(7): 14 – 18.

[2] 国务院. 国务院关于印发“十三五”国家科技创新规划的通知 [EB/OL]. [2021 – 09 – 24]. http://www.gov.cn/gongbao/content/2016/content_5103134.htm.

[3] 中华人民共和国中央人民政府. 中华人民共和国国民经济和社会发展第十四个五年规划和 2035 年远景目标纲要》(简称“十四五”规划)[EB/OL]. [2021 – 03 – 13]. http://www.gov.cn/xinwen/2021-03/13/content_5592681.htm.

[4] 袁立科, 王书华. 走向系统性预测:中国的技术预测历程及实践 [J]. 科学学与科学技术管理, 2021, 42(3): 1 – 14.

[5] CHEN H, CHIANG R, STOREY V C. Business intelligence and analytics: from big data to big impact [J]. MIS quarterly, 2012, 36(4): 1165 – 1188.

[6] IQBAL R, DOCTOR F, MORE B, et al. Big data analytics: computational intelligence techniques and application areas [J]. Technological forecasting and social change, 2018: S0040162517318498.

[7] LEE C. A review of data analytics in technological forecasting [J]. Technological forecasting and social change, 2021, 166(1): 120646.

[8] 罗威, 武帅, 田昌海. 数据驱动的技术预测之研究评析——以 fuse 项目为例 [J]. 情报理论与实践, 2019, 42(7): 15 – 19, 34.

[9] 罗威, 谭玉珊, 毛彬. 数据驱动的技术预测之多维透视 [J]. 情报理论与实践, 2019, 42(7): 11 – 14, 29.

[10] MARTINO J P. A review of selected recent advances in technological forecasting [J]. Technological forecasting & social change, 2003, 70(8): 719 – 733.

[11] PORTER A L. Technology futures analysis: toward integration of the field & new methods [M]. New York: Elsevier, 2003.

[12] TRAN T A, DAIM T. A taxonomic review of methods and tools applied in technology assessment [J]. Technological forecasting & social change, 2008, 75(9): 1396 – 1405.

[13] 周源, 刘怀兰, 廖岭, 等. 基于主题模型的技术预见定量方法综述 [J]. 科技管理研究, 2017, 37(11): 185 – 196.

[14] 李牧南. 技术预见研究热点的演进分析:内容挖掘视角 [J]. 科研管理, 2018, 39(3): 141 – 153.

[15] 汪雪锋, 张硕, 韩晓彤, 等. 技术预测研究现状与未来展望 [J]. 农业图书情报, 2019, 31(6): 4 – 11.

[16] ANDERSEN A D, ANDERSEN P D. Innovation system foresight [J]. Technological forecasting & social change, 2014, 88(10): 276 – 286.

[17] 郭俊芳. 基于语义挖掘的技术创新路径分析与评价方法研究 [D]. 北京:北京理工大学, 2016.

[18] PORTER A L, ASHTON W B, CLAR G, et al. Technology futures analysis: toward integration of the field and new methods [J]. Technological forecasting & social change, 2004, 71(3): 287 – 303.

[19] PORTER A L, Detampel M J. Technology opportunities analysis [J]. Technological forecasting and social change, 1995, 49(3): 237 – 255.

[20] LINTON J D, EMBRECHTS M. Mot tim journal rankings 2006 [J]. Technovation, 2007, 27(3): 91 – 94.

[21] 刘玉琴, 汪雪锋, 雷孝平. 科研关系构建与可视化系统设计与实现 [J]. 图书情报工作, 2015, 59(8): 103 – 125.

[22] WANG X F, ZHANG S, LIU Y Q. ITGinsight — discovering and visualizing science and technology information for generating competitive technological intelligence [J/OL]. Scientometrics, 2021. [2022 – 02 – 19]. https://link.springer.com/article/10.1007/

s11192-021-04190-9.
[23] NOACK A. An energy model for visual graph clustering [J]. Proceedings of the 11th international symposium on graph drawing, 2003, 29(12): 425－436.
[24] 王瑞祥，穆荣平. 从技术预测到技术预见:理论与方法 [J]. 世界科学, 2003(4): 49－51.
[25] 穆荣平，王瑞祥. 技术预见的发展及其在中国的应用 [J]. 中国科学院院刊, 2004, 19(4): 259－263.
[26] PORTER A L. Guidebook for technology assessment and impact analysis [J]. Scientometrics, 1981, 3(1): 65－66.
[27] NEHNEVAJSA J, MENKES J. Technology assessment and risk analysis [J]. Technological forecasting & social change, 1981, 19(3): 245－255.
[28] MERKHOFER M W. A process for technology assessment based on decision analysis [J]. Technological forecasting and social change, 1982, 22(3/4): 237－265.
[29] ROBERTS E B. Exploratory and normative technological forecasting: a critical appraisal [J]. Technological forecasting, 1969, 1(2): 113－127.
[30] 方伟，曹学伟，高晓巍. 技术预测与技术预见:内涵,方法及实践 [J]. 全球科技经济瞭望, 2017, 32(3): 46－53.
[31] CHAN L, DAIM T. Exploring the impact of technology foresight studies on innovation: case of bric countries [J]. Futures, 2012, 44(6): 618－630.
[32] POPPER R. How are foresight methods selected? [J]. Foresight, 2008(6):62－89.
[33] SARITAS O, ONER M A. Systemic analysis of UK foresight results: joint application of integrated management model and roadmapping [J]. Technological forecasting & social change, 2004, 71(1/2): 27－65.
[34] KNNL T, BRUMMER V, SALO A. Diversity in foresight: insights from the fostering of innovation ideas [J]. Technological forecasting & social change, 2007, 74(5): 608－626.
[35] 梁帅，赵立新. 风险社会情境下技术预见的内涵、挑战和实施框架 [J]. 科学学与科学技术管理, 2021, 42(3): 64－75.
[36] ROGERS E M. A diffusion of innovations [M]. New York: The Free Press, 1995.
[37] 黄鲁成，王宁. 专利视角下的技术扩散研究综述 [J]. 科学学与科学技术管理, 2011,32(10): 27－34.
[38] JAFFE A B, HENDERSON T R. Geographic localization of knowledge spillovers as evidenced by patent citations[J]. Quarterly journal of economics, 1993, 108(3): 577－598.
[39] 赵蓉英，李新来，李丹阳. 专利引证视角下的核心专利研究——以人工智能领域为例[J]. 情报理论与实践, 2019, 42(3):78－84.
[40] CRISTENSEN C M. The innovator's dilemma: when new technologies cause great firms to fail[M]. Boston: Harvard Business School Press, 1997.
[41] CHARITOU C D, MARKIDES C. Responses to disruptive strategic innovation [J]. MIT Sloan management review, 2003, 44(2): 55－63.
[42] GILBERT C. Disruption opportunity [J]. MIT Sloan management review, 2003, 44(4): 27－32.
[43] PAAP J, KATZ R. Anticipating disruptive innovation [J]. IEEE engineering management review, 2004, 32(4): 74－85.
[44] LICHTENTHALER E. Managing technology intelligence processes in situations of radical technological change [J]. Technological forecasting and social change, 2007, 74(8): 1109－1136.
[45] ASHTON W B, STACEY G S. Technical intelligence in business: understanding technology threats and opportunities [J]. International journal of technology management, 1995, 10(1): 79－104.
[46] RAFII F, KAMPAS P J. How to identify your enemies before they destroy you [J]. Harvard business review, 2002, 80(11): 115－123.
[47] CHRISTENSEN C M, ANTHONY S D, ROTH E A. Seeing what's next [M]. Boston: Harvard Business School Press, 2004.
[48] HÜSIG S, HIPP C, DOWLING M. Analyzing disruptive potential: an updated case of w-lan an mobile communications network companies in Germany [J]. R&D management, 2005, 35: 17－35.
[49] KELLER A, HUESIG S. Ex ante identification of disruptive innovations in the software industry applied to web applications: the case of microsoft's vs. Google's office applications [J]. Technological forecasting & social change, 2009, 76(8): 1044－1054.
[50] 王光宏，蒋平. 数据挖掘综述 [J]. 同济大学学报(自然科学版), 2004(2): 112－118.
[51] WANG X, MA P, HUANG Y, et al. Combining sao semantic analysis and morphology analysis to identify technology opportunities [J]. Scientometrics, 2017, 111(1): 3－24.
[52] WANG X, QIU P, ZHU D, et al. Identification of technology development trends based on subject-action-object analysis: the case of dye-sensitized solar cells [J]. Technological forecasting and social change, 2015, 98(5): 24－46.
[53] NEWMAN N C, PORTER A L, NEWMAN D, et al. Comparing methods to extract technical content for technological intelligence - sciencedirect [J]. Journal of engineering and technology management, 2014, 32(1): 97－109.
[54] PHAAL R, FARRUKH C, PROBERT D R. Technology roadmapping - a planning framework for evolution and revolution [J]. Technological forecasting & social change, 2004, 71(1/2): 5－26.
[55] 李雪凤，仝允桓，谈毅. 技术路线图——一种新型技术管理工具 [J]. 科学学研究, 2004, 22(Z1): 89－94.
[56] LI X, ZHOU Y, XUE L, et al. Integrating bibliometrics and roadmapping methods: a case of dye-sensitized solar cell technology-based industry in China [J]. Technological forecasting & social change, 2015, 97: 205－222.
[57] GEUM Y, LEE H J, LEE Y, et al. Development of data-driven technology roadmap considering dependency: an arm-based technology roadmapping [J]. Technological forecasting & social change, 2015, 91: 264－279.
[58] 弗里曼. 技术政策与经济绩效:日本国家创新系统的经验 [M]. 张宇轩,译. 南京: 东南大学出版社, 2008.

[59] COOKE P. Regional innovation systems: competitive regulation in the new Europe [J]. Geoforum, 1992, 23(3): 365 - 382.
[60] BLEI D M, NG A Y, JORDAN M I. Latent dirichlet allocation [J]. Journal of machine learning research, 2003, 3: 993 - 1022.
[61] HAN X, ZHU D, LEI M, et al. R&D trend analysis based on patent mining: an integrated use of patent applications and invalidation data [J]. Technological forecasting and social change, 2021, 167(2): 120691.
[62] LIU H, CHEN Z, TANG J, et al. Mapping the technology evolution path: a novel model for dynamic topic detection and tracking [J]. Scientometrics, 2020, 125(3): 2043 - 2090.
[63] JANG H, JEONG Y, YOON B. Techword: development of a technology lexical database for structuring textual technology information based on natural language processing [J]. Expert systems with applications, 2021, 164: 114042.
[64] KIM S, PARK H, LEE J. Word2vec-based latent semantic analysis (w2v-lsa) for topic modeling: a study on blockchain technology trend analysis [J]. Expert systems with applications, 2020, 152: 113401.
[65] KIM J, GEUM Y. How to develop data-driven technology roadmaps: the integration of topic modeling and link prediction [J]. Technological forecasting and social change, 2021, 171: 120972.
[66] ZHANG H, DAIM T, ZHANG Y. Integrating patent analysis into technology roadmapping: a latent dirichlet allocation based technology assessment and roadmapping in the field of blockchain - sciencedirect [J]. Technological forecasting and social change, 2021, 167(12): 120729.
[67] MITTAL V, DAVIDSON A. Combining wargaming with modeling and simulation to project future military technology requirements [J]. IEEE transactions on engineering management, 2020(99): 1 - 13.
[68] JEONG Y, JANG H, YOON B. Developing a risk-adaptive technology roadmap using a bayesian network and topic modeling under deep uncertainty [J]. Scientometrics, 2021, 126(4): 3697 - 3722.
[69] 刘雨农, 是沁. 数据驱动范式下的人文社科知识服务创新研究[J]. 图书与情报, 2019(1): 24 - 30.
[70] 邓仲华, 李志芳. 科学研究范式的演化——大数据时代的科学研究第四范式 [J]. 情报资料工作, 2013(4): 19 - 23.
[71] GovTech. Digital government blueprint [EB/OL]. [2021 - 07 - 11]. https://www.tech.gov.sg/digital-government-blueprint/.
[72] 陈美. 日本开放政府数据分析及对我国的启示 [J]. 图书馆, 2018(6): 8 - 14.
[73] 马丽杰, 马海群. 基于 pest 分析的发达国家开放政府数据政策特点及启示 [J]. 图书馆理论与实践, 2018(5): 7 - 11, 41.

作者贡献说明:
张硕:撰写和修改论文;
汪雪锋:提出论文选题和写作思路,论文定稿;
乔亚丽:案例研究、论文撰写及修改;
刘玉琴:整理文献,修改论文。

Research Status, Trends and Future Thinking of Technology Forecasting: From the Perspective of Data Analytics

Zhang Shuo[1] Wang Xuefeng[1] Qiao Yali[1] Liu Yuqin[2]
[1] School of Management and Economics, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081
[2] School of Journalism and Publishing, Beijing Institute of Graphic Communication, Beijing 102600

Abstract: [**Purpose/Significance**] From the change of the research data and research methods, this paper makes a systematic analysis of technology forecasting research from the perspective of data analytics. [**Method/Process**] In order to clarify its development process, this research divided the technology forecasting research based on data analytics into four stages of nascent phase (1981 - 1991), growth phase (1992 - 2010), expansion phase (2011 - 2017) and bottleneck phase (2018 - present), and made an in-depth analysis of the research fronts under each stage through the comprehensive use of bibliometrics and knowledge map analysis tools. [**Result/Conclusion**] The results show that technology forecasting has been moving towards a multi-level and systematic direction, but it has not yet completed the leap from 'how technology may develop' to 'how technology should develop' in complex environments. Building a scientific data sharing platform and intelligent analysis software and giving full play to the role of government macro-control will be the focus of future attention.

Keywords: technology forecasting data analytics bibliometrics research fronts ITGInsight